

УДК 336.774

## УПРАВЛІННЯ КРЕДИТНИМ РИЗИКОМ БАНКУ З ВИКОРИСТАННЯМ ДЕРЕВ КЛАСИФІКАЦІЙ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

*Колодізєв О. М., к.е.н., доцент (ХНЕУ)*

*У статті запропоновано підхід до вдосконалення методики оцінки кредитоспроможності позичальників-суб'єктів господарювання за допомогою дерев класифікацій та нейронних мереж, які мають значні переваги перед коефіцієнтною оцінкою кредитоспроможності: вирішується проблема інтерпретації результатів аналізу, методичний інструментарій є зручним у використанні, економічним, забезпечує швидку обробку аналітичної інформації, враховується сучасна міжнародна практика оцінювання, є можливість одночасної оцінки кількісних та якісних показників.*

**Ключові слова:** *кредитний ризик, дерево класифікацій, нейронні мережі, кредитоспроможність позичальника.*

**Вступ.** З метою стимулювання розвитку банківської системи України та підвищення прибутковості діяльності вітчизняних банків необхідним є активне використання нових кредитних інструментів. При цьому важливим моментом є мінімізація ризикованості кредитних операцій, що може бути досягнуто за умов ефективного управління кредитним портфелем і якісної оцінки кредитоспроможності позичальників. Достовірність оцінки істотно впливає як на результати конкретних угод, так і на ефективність кредитної діяльності банку у цілому. Точність оцінки важлива і для позичальників, адже від неї залежить рішення про надання кредиту та про можливий його обсяг.

Більшість банків України здійснюють оцінку кредитоспроможності позичальників на основі методики, запропонованої НБУ, з тими чи іншими відмінностями. Проте вони не дають об'єктивного комплексного уявлення про дійсний фінансовий стан клієнта в силу різноспрямованості деяких показників та мають ряд недоліків:

1. Експертні оцінки носять здебільшого суб'єктивний характер і тому не завжди точні.
2. Більшість експертних оцінок ґрунтується на дистанційному аналізі, тому можливі помилкові спостереження.
3. Ефективність експертизи залежить від частоти її проведення.
4. Оцінка кредитоспроможності має здебільшого формальний, епізодичний характер.
5. Рішення, що приймається, багато в чому залежить від експерта банку. Його досвід, знання, інтуїція, емоційний стан, особисті пристрасті, принциповість впливають на результат.

Також, крім кількісних показників оцінки кредитоспроможності позичальників, банкам необхідно враховувати й суб'єктивні фактори, які істотно впливають на результати їх діяльності. Такий вплив обумовлений наступними причинами:

- недосконалість законодавчої бази та сучасного оподаткування, що змушує підприємства працювати частково в тішовій економіці;

- істотний вплив зовнішнього середовища на діяльність підприємств.

Дослідженню теоретичних проблем управління кредитним портфелем та оцінки ризику неповернення банківських позик присвячено багато робіт вітчизняних авторів, а саме: Г. І. Берегової [3], О. М. Бондаренко [4], В. В. Вітлінського [6], С. О. Онікієнко [7], Л. О. Примостки [8], О. В. Терещенко [9], Я. Ч. Чайковського [10] та ін.

**Постановка завдання.** Однак, не дивлячись на значну кількість робіт, відчувається потреба в формуванні аналітичного інструментарію оцінки кредитних ризиків, які б враховували специфіку діяльності вітчизняних банків.

**Метою** даної роботи є адаптація та удосконалення методик оцінки кредитоспроможності потенційних позичальників – юридичних осіб на основі використання дерев класифікацій та нейронних мереж для.

**Результати.** Для побудови моделі, яка б враховувала якісні показники діяльності підприємств, скористаємося методом дерева класифікацій, за допомогою якого можна виявити закономірності віднесення того чи іншого підприємства до класу 1 (підприємств, які не матимуть проблем з погашенням позики та відсотків за нею) або класу 2 (підприємств, які можуть мати проблеми з погашенням позики та відсотків за нею).

Незалежні змінні можуть приймати два значення. Якщо ознака належить даному підприємству, надається значення 1, якщо ні – 0.

В якості незалежних змінних виділяються:

X1 – надавався кредит раніше (1), чи підприємство кредитується вперше (0);

X2 – виплата позики та відсотків за нею без затримок (1), або з затримками, чи підприємство кредитується вперше (0);

X3 – стійка позиція на ринку (позичальник займає більше 10% ринку, має постійних клієнтів та постачальників (1), або не дуже стійка позиція на ринку (підприємство займає менше 10% ринку).

X4 – наявність ліквідної застави, якою може виступати нерухоме та рухоме майно, майнові права, гарантії та поруки (1), або застава не досить ліквідна чи взагалі відсутня (0);

X5 – наявність неофіційних гарантів, тобто керівників банківських установ, політичних діячів, або інших платоспроможних осіб (1), або їх відсутність (0);

X6 – добра ділова репутація клієнта, яка складається з відгуків про підприємство клієнтів та постачальників, його працівників та інших контрагентів (1), або ділова репутація не досить гарна (0);

X7 – наявність техніко-економічного

обґрунтування використання кредитних коштів (1), або його відсутність (0);

X8 – постійне надходження коштів на рахунки клієнта (1), або надходження носять нерегулярний характер (0);

X9 – наявність ефективного бізнес-плану діяльності підприємства (1), або його відсутність (0);

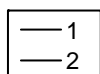
X10 – рівень заробітної плати на підприємстві менеджерів нижнього ланцюга вище мінімального прожиткового мінімуму (1), або нижче (0).

Для побудови дерева класифікацій позичальників скористаємося даними 12 підприємств Харкова, 6 з яких не мали проблем з поверненням позики та відсотків за нею і були віднесені до 1 класу, і 6 підприємств, які мали проблеми з платоспроможністю і були віднесені до 2 класу. Матриця з вихідними даними наведена у табл. 1.

*Таблиця 1*

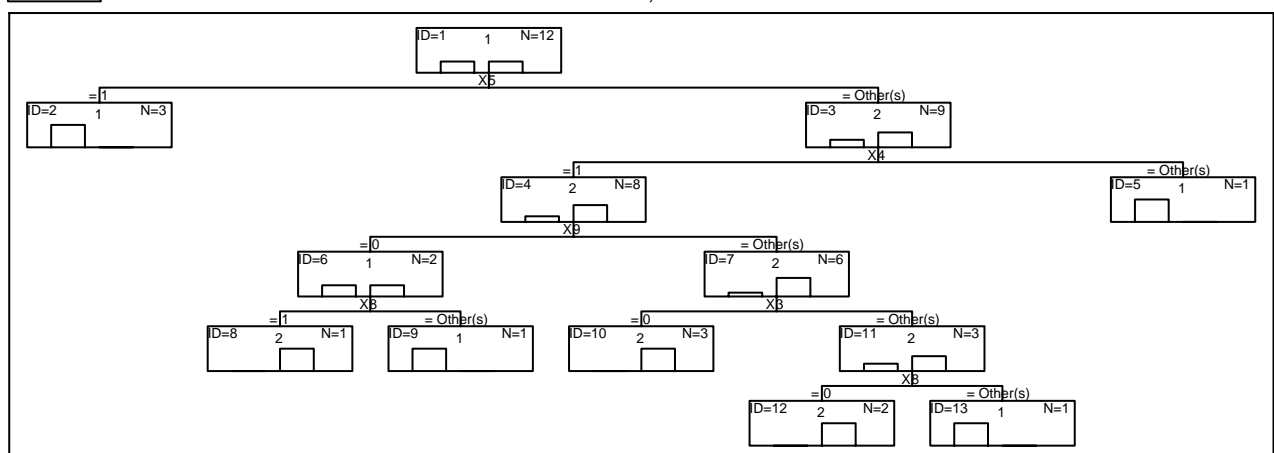
*Вихідні данні для побудови дерева класифікацій*

Підприємств о	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	CLASS
А	1	1	0	0	0	1	1	0	1	0	1
Б	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1
В	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1
Г	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1
Д	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
Є	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1
Ж	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	2
З	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	2
І	1	0	1	1	0	0	1	1	0	1	2
К	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0	2
Л	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	2
М	1	0	1	1	0	0	1	0	1	1	2



Tree 1 layout for CLASS

Num. of non-terminal nodes: 6, Num. of terminal nodes: 7



*Рисунок 1 - Дерево класифікацій позичальників*

Побудоване дерево класифікацій має наступний вигляд (рис. 1).

За цим деревом запишемо логічні правила, за допомогою яких можна оцінювати потенційних позичальників з метою віднесення їх до першої чи другої групи.

$\{(X5 = 1) \wedge (X5 = 0) \vee (X4 = 0) \wedge (X5 = 0) \vee (X4 = 1) \vee (X9 = 0) \vee (X8 = 0) \wedge (X5 = 0) \vee (X4 = 1) \vee (X9 = 1) \vee (X3 = 1) \vee (X8 = 1) \} \rightarrow 1$  клас

$\{(X5 = 0) \vee (X4 = 1) \vee (X9 = 0) \vee (X8 = 1) \wedge (X5 = 0) \vee (X4 = 1) \vee (X9 = 1) \vee (X3 = 0) \wedge (X5 = 0) \vee (X4 = 1) \vee (X9 = 1) \vee (X3 = 1) \vee (X8 = 0) \} \rightarrow 2$  клас

При написанні правила « $\wedge$ » означає зв'язку «або», а « $\vee$ » - зв'язку «і». Отримане правило може бути використано в методиці оцінки кредитоспроможності потенційних позичальників банків України.

Дерево класифікацій можна будувати за допомогою пакету Statistica [5]. Для цього необхідно запустити модуль „Дерева класифікації”, вибрати змінні (X1 - X10), за якими буде встановлюватися логічна закономірність в даних.

Недоліком використання методу дерева класифікацій є інтерпретація результатів в разі віднесення позичальника до різних класів за цією методикою та методикою банку, яку він використовує для оцінки об'єктивних показників. Тому постає питання пошуку такого методу, який одночасно дозволив би класифікувати позичальника як за об'єктивними, так і за суб'єктивними показниками.

Це можливо і за допомогою дерева класифікацій, але дерево виходить дуже велике і не

придатне для прогнозу, тому необхідно його скорочувати. Для цього можна використати як крос-перевірку, так і встановлення в параметрах мінімальної кількості об'єктів одного класу в останніх (термінальних) вершинах, але при цьому класифікація не буде чистою, що збільшує помилку прогнозу.

Альтернативним методом дерева класифікацій є нейронні мережі, які можна побудувати також в програмі STATISTICA Neural Networks.

Нейронні мережі – клас аналітичних методів, побудованих на принципах навчання істот, що мислять та функціонування мозку. Такий підхід дозволяє прогнозувати значення деяких змінних в нових спостереженнях за даними інших спостережень (для цих же або інших змінних) після проходження етапу так званого навчання на даних, що вже існують [1]. Нейронні мережі взагалі використовуються там, де класичні методи аналізу не дають задовільних результатів. Це основний методологічний принцип.

Нейронні мережі можуть бути використані для класифікації та для регресійного аналізу. В даній роботі розглянуто метод застосування нейронних мереж для класифікації позичальників на сумлінних (1 клас) та проблемних (2 клас).

Для побудови цієї моделі сформуємо матрицю вихідних даних, в яку за кожним підприємством будуть входити як кількісні, так і якісні показники (табл.2, табл. 3).

Структура побудованої нейронної мережі має наступний вигляд (рис. 2). Результати побудови нейронної мережі наведено в табл. 4.

Таблиця 2

Показники, що використовуються для побудови нейронної мережі

	Показник	Порядок розрахунку
X1	Коефіцієнт покриття	Поточні активи / Короткострокові зобов'язання
X2	Коефіцієнт ліквідності	Ліквідні активи / Поточні зобов'язання
X3	Коефіцієнт фінансового лівериджу	Зобов'язання / Власний капітал
X4	Коефіцієнт фінансової залежності	$1 - \frac{\text{Капітал}}{\text{Активи}}$
X5	Рентабельність активів	Чистий прибуток / Активи
X6	Рентабельність продажів	Чистий прибуток / Чистий дохід
X7	Коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості	Чистий дохід / Середню дебіторську заборгованість
X8	Чи надавався кредит раніше	
X9	Своєчасна виплата позики та відсотків за нею	
X10	Позиція на ринку	
X11	Наявність ліквідної застави	
X12	Наявність неофіційних гарантів	
X13	Ділова репутація клієнта	
X14	Наявність техніко-економічного обґрунтування використання кредитних коштів	
X15	Регулярність надходження коштів на рахунки клієнта	
X16	Наявність ефективного бізнес-плану діяльності підприємства	
X17	Рівень заробітної плати на підприємстві	
X18	Коефіцієнт платоспроможності	Високоліквідні активи / Поточні зобов'язання
X19	Коефіцієнт маневреності власних коштів	(Власний капітал – Необоротні активи) / Власний капітал
X20	Коефіцієнт оборотності активів	Чистий дохід / Середня вартість активів

## Загально – економічні питання

Таким чином, невірно було визначено тільки одне підприємство – „З”. Це може бути пов’язано з тим, що підприємство мало заборгованість не тому, що неспроможне розрахуватися з боргами, а з інших причин.

Тобто недоліком цієї методики є також її

схильність до помилок. В моделі можуть траплятися так звані „викиди”. Для їх мінімізації доцільно поділяти підприємства за галузями та сферами діяльності, і тільки після цього будувати нейронну мережу.

Таблиця 3

*Матриця вихідних даних для побудови нейронної мережі*

	А	Б	В	Г	Д	Є	Ж	З	І	К	Л	М
<i>l</i>	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
<b>X1</b>	1,03	1,65	1,09	3,79	6,82	0,91	5,30	0,89	1,66	0,60	2,71	0,34
<b>X2</b>	0,23	1,52	0,23	0,49	6,69	0,39	1,80	0,19	1,49	0,45	0,95	0,30
<b>X3</b>	19,01	0,16	8,67	0,30	0,03	1,36	0,13	56,19	0,40	6,37	0,09	3,74
<b>X4</b>	0,95	0,14	0,90	0,23	0,03	1,36	0,12	0,98	0,28	0,81	0,90	0,79
<b>X5</b>	0,01	0,01	0,07	0,11	0,09	0,13	0,76	0,00	0,26	0,80	0,01	0,09
<b>X6</b>	0,01	0,01	0,03	0,06	0,38	0,06	0,16	0,00	0,51	0,51	0,18	0,37
<b>X7</b>	7,83	5,76	25,68	0,00	5,48	48,71	39,54	90,40	0,00	3,73	0,37	5,60
<b>X8</b>	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1
<b>X9</b>	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
<b>X10</b>	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1
<b>X11</b>	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
<b>X12</b>	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
<b>X13</b>	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0
<b>X14</b>	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1
<b>X15</b>	0	0	1	0	1	0	1	1	1	1	0	0
<b>X16</b>	1	0	1	0	0	0	1	1	0	1	1	1
<b>X17</b>	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	1
<b>X18</b>	0,01	0,27	0,02	0,06	0,05	0,05	1,27	0,06	0,01	0,03	0,75	0,24
<b>X19</b>	0,60	0,10	0,79	0,84	0,15	-0,39	0,58	-6,46	0,26	-0,53	0,03	-2,47
<b>X20</b>	1,61	0,66	2,50	1,79	0,24	2,30	4,64	4,28	0,52	1,49	0,07	0,24
<b>CLAS</b>	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2

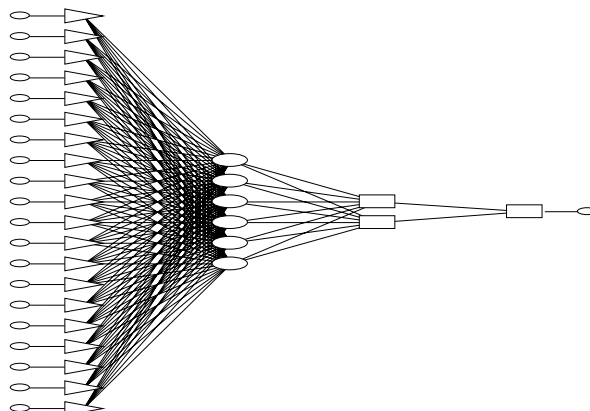


Рисунок 2 - Структура нейронної мережі

## Загально – економічні питання

Після побудови моделі її необхідно навчити. Для цього в програмі в меню „Train” обирається метод навчання „алгоритм зворотного розповсюдження”. Після навчання нейронної

мережі треба перевірити, як вона працюватиме на прогнозі. Для цього візьмемо два підприємства, одне з яких не мало проблем з погашенням позики („Н”), а інше – мало („П”).

Таблиця 4

*Похибка визначення класу*

Підприємство	CLASS	T. CLASS	E. CLASS	Error
А	1	1	0	0
Б	1	1	0	0
В	1	1	0	0
Г	1	1	9.77e-10	4.104e-09
Д	1.285714	1	0.2857143	1.2
Є	1	1	0	0
Ж	2	2	0	0
З	1.285714	2	-0.7143	3
І	2	2	0	0
К	2	2	-7.14e-08	2.999e-07
Л	2	2	0	0
М	2	2	0	0

Розрахуємо значення коефіцієнтів для цих підприємств (табл. 5).

Таблиця 5

*Розрахунок коефіцієнтів*

Підприємство	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
Н	3,58	2,75	0,39	0,28	0,04	0,006	4,94	1	1	1
П	1,84	0,65	5,27	0,84	0,04	0,14	1,95	0	0	0
Підприємство	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20
Н	0	0	1	1	0	1	1	0,59	1	7,65
П	1	1	0	1	1	0	0	0,002	-3,25	0,29

Введемо розраховані показники у вікно „Run” та отримаємо наступний результат за підприємствами „Н” та „П” (рис. 3, рис.4).

The screenshot shows a software interface with a 'Run' button and a 'Clear' button. Below them is a table of input variables labeled x1 through x16. The values for these variables are: x1=3.58, x2=2.75, x3=0.39, x4=0.28, x5=0.04, x6=0.006, x7=4.94, x8=1, x9=1, x10=1, x11=0, x12=0, x13=1, x14=1, x15=0, x16=1. Below the table, there is a section for 'Outputs Shown' with a dropdown menu set to 'Variables'. Underneath, there is another table with 'CLASS' as the header and 'Output' as the value, which is '1'.

Рисунок 3 - Розрахунок класу підприємства „Н”

Таким чином, за побудованою моделлю з точністю 100% позичальників віднесено до класів, яким вони належать.

The screenshot shows a software interface with a 'Run' button and a 'Clear' button. Below them is a table of input variables labeled x5 through x17 and VAR18 through VAR20. The values for these variables are: x5=0.04, x6=0.14, x7=1.95, x8=0, x9=0, x10=1, x11=1, x12=0, x13=0, x14=1, x15=0, x16=0, x17=0, VAR18=0.002, VAR19=-3.25, VAR20=0.29. Below the table, there is a section for 'Outputs Shown' with a dropdown menu set to 'Variables'. Underneath, there is another table with 'CLASS' as the header and 'Output' as the value, which is '2'.

Рисунок 4 - Розрахунок класу підприємства „П”

**Висновки.** Підводячи підсумок, можна сказати, що нейронні мережі – раціональне вирішення проблеми оптимізації оцінки кредитоспроможності позичальників та мінімізації кредитного ризику банку. В порівнянні з традиційними технологіями, нейронні мережі мають наступні переваги:

- універсальність: нейронні мережі не залежать від властивостей вихідних даних, для них не існує вимоги до певного типу розподілення вихідних даних, або вимоги до лінійності функції;
- нейронні мережі можуть моделювати залежності в разі більшої кількості змінних;
- на відміну від статистичних досліджень, не вимагають великого обсягу даних;
- швидка побудова залежності за рахунок одночасної обробки даних всіма нейронами;
- нейронні мережі мають вбудовану систему, що дозволяє знижувати розмірність вихідних даних, тобто немає потреби в кореляційному аналізі показників;
- немає потреби в розробці програмного забезпечення.

Подальші дослідження в області застосування нейронних мереж можуть бути пов'язані з групуванням підприємств за галузями і визначенням класу позичальників для кожної з них. Це пов'язано з тим, що кожна галузь має свої особливості господарської діяльності, що позначається і на їх кредитоспроможності.

#### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Анил К. Джейн, Жианчанг Мао, К. М. Моїуддин. Введение в искусственные нейронные

**Аннотация.** В статье предложен подход к совершенствованию методики оценки кредитоспособности заемщиков-субъектов хозяйствования с помощью деревьев классификаций и нейронных сетей, которые имеют значительные преимущества по сравнению с коэффициентной оценкой кредитоспособности: решается проблема интерпретации результатов анализа, методический инструментальный удобен в использовании, экономичен, обеспечивает быструю обработку аналитической информации, учитывает современную международную практику оценки, есть возможность одновременной оценки количественных и качественных показателей.

**Ключевые слова:** кредитный риск, дерево классификаций, нейронные сети, кредитоспособность заемщика.

**Summary.** In the article offered approach to perfection method of estimation of solvency of management borrowers-subjects by the trees of classifications and нейронних networks which have considerable advantages as compared to the coefficient estimation of solvency: the problem of interpretation of results of analysis decides, a methodical tool is comfortable in the use, economical, provides rapid treatment of analytical information, takes into account modern international practice of estimation, there is possibility of simultaneous estimation of quantitative and high-quality indexes.

**Key words:** credit risk, classification tree, neuron nets, creditability of the borrower.

**Рецензент** к.е.н., доцент УкрДАЗТ Прохорова В.В.  
**Експерт редакційної колегії** к.е.н., доцент УкрДАЗТ Якименко Н.В.

сети // Відкриті системи. - К.- 1997. - №4.  
<http://www.osp.ru/os/1997/04/179189/>

2. Барсегян А. А., Куприянов М. С., Степаненко В. В., Холод И. И. Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining. — СПб.: БХВ-Петербург, 2004. - 336 с.

3. Берегова Г., Лабецька Л. Методи аналізу кредитного ризику та побудова моделі оцінки кредитоспроможності позичальника // Регіональна економіка. – 2005. - №4. – с.113-122.

4. Бондаренко О. В. Поняття кредитного портфеля комерційних банків і критерії його конкурентоспроможності // Вісник НБУ. – 2003. - №3. – С.31.

5. Боровіков В. П. Популярний вступ в програму STATISTICA. – М.: Комп'ютер-Прес. – 2003. – 547с.

6. Вітлінський В. В. Кредитний ризик комерційного банку. Навчальний посібник. – К.: КОО Т-ва “Знання”, 2000. – 251 с.

7. Онікієнко С. Банківський кредит як об'єкт оцінки економічної ефективності // Вісник НБУ. - 2004.- №10. - С.30-33.

8. Примостка Л. О. Кредитний ризик банку: проблеми оцінювання та управління // Фінанси України. – 2004. - №8. – С. 118-125.

9. Терещенко О. Дискримінантний аналіз в оцінці ефективності кредитної діяльності // Вісник НБУ. – 2003. - №6. – С.24.

10. Чайковський Я. Удосконалення методики комплексної оцінки кредитоспроможності позичальників // Вісник НБУ. – 2003. - №10. – С.30-34.